Journal of Agricultural Machinery

Homepage: https://jame.um.ac.ir

Research Article
Vol. 15, No. 2, 2025, p. 179-192

Monitoring Livestock Health by Modeling Rumination Behavior According to Accelerometer-Based Information

E. Vahedi Tekmehdash[1], H. Navid[1*], H. Gasemzadeh[1], H. Karimi[2], M. Javani Holan[1]

1- Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agricultural Sciences, University of Tabriz, Tabriz, Iran
2- Agricultural Engineering Research Department, Kerman Agricultural and Resource Research and Education Center, AREEO, Kerman, Iran
(*- Corresponding Author Email: navid@tabrizu.ac.ir)

Received: 27 December 2023
Revised: 17 February 2024
Accepted: 02 April 2024
Available Online: 05 March 2025

How to cite this article:
Vahedi Tekmehdash, E., Navid, H., Gasemzadeh, H., Karimi, H., & Javani Holan, M. (2025). Monitoring Livestock Health by Modeling Rumination Behavior According to Accelerometer-Based Information. *Journal of Agricultural Machinery, 15*(2), 179-192. (in Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/jam.2024.86082.1216

Introduction

The livestock sector excels in the production of dairy and meat products. These products, serving as vital sources of animal protein, hold a significant position in household diets. The significance of these two products in the food basket has heightened awareness around animal health. Regularly tracking rumination time serves as a vital and insightful measure to obtain information about the rest and overall health of an animal. This information enables prompt intervention for health or nutritional issues, allowing for earlier management adjustments and veterinary care to effectively combat the onset of disease. In the past, rumination was usually monitored through visual observation by on-site staff or through videos recorded by cameras installed on the livestock. Nowadays, the growing scale of livestock farms makes it impractical to effectively monitor the animals individually. The traditional method of visual observation demands the continuous presence of livestock professionals and is extremely time-consuming. Currently, sensors and digital technologies have become important tools for accurate animal husbandry, enabling real-time monitoring of rumination. A review of the research in the field of precision animal husbandry shows that many efforts are being made to develop precision monitoring sensors to overcome the mentioned problems. Continuous and automatic monitoring of animal behavior through sensors can offer valuable insights into nutrition, reproduction, health, and overall well-being of dairy cows.

Materials and Methods

In this research, an accelerometer-based sensor was developed and used in the precision agriculture laboratory of Tabriz University, Iran. The sensor was installed in three different positions on the cow's body to collect data. Important factors were calculated from the raw data, and the modeling was done using the logistic regression method. The logistic regression model was trained to distinguish rumination from the other cow's behaviors. The developed model was evaluated using the receiver operating characteristic (ROC) curve, and three other evaluation criteria: precision, sensitivity, and F-score. Finally, the performance of the final model and sensor was evaluated in the field for a few days.

Results and Discussion

After calculating the evaluation criteria for different calculation factors, four optimal factors were finally selected from the 50 arrays. Muzzle mode was found to be the best place to install the sensor. Logistic regression was the best modeling method for binary classification between rumination and other behaviors. The evaluation criteria of the model in the proposed sensor are the highest, and the values of sensitivity 88%, accuracy 94%, and

https://doi.org/10.22067/jam.2024.86082.1216

F-score 91% were obtained through logistic regression analysis. The final test results of the model revealed that the sensor demonstrated an impressive detection capability of 89.47%. Furthermore, the developed system exhibited strong alignment with the actual field observations, highlighting its effectiveness and reliability. Finally, the results of the current study were compared with other studies in the literature.

Conclusion

This study investigated recording and monitoring rumination behavior using an accelerometer, which can help prevent financial losses in cattle farms. After examining different mounting locations of the sensor, it was found that the muzzle position provided more accurate detections than the other mounting locations. The final model was created using the statistical factors and the calculation of the evaluation criteria. The results showed that the proposed model provided more correct diagnoses and achieved the optimal solution.

Acknowledgment

We would like to express our gratitude to the Khalat Poushan Cattle Farming Complex of the University of Tabriz, Iran, its professors and staff for supporting this project, and for their commitment to promote animal husbandry science.

Keywords: Accuracy, Classification, ROC curve, Sensitivity

نشریه ماشین‌های کشاورزی
https://jame.um.ac.ir

مقاله پژوهشی
جلد ۱۵، شماره ۲، تابستان ۱٤۰٤، ص ۱۹۲-۱۷۹

پایش سلامت دام با مدل‌سازی رفتار نشخوار بر اساس اطلاعات مبتنی بر شتاب‌سنج

الناز واحدی تکمه‌داش[1]، حسین نوید[1*]، حمیدرضا قاسم‌زاده[1]، هادی کریمی[2]، مهسا جوانی هلان[1]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۰/۰۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۱/۱۴

چکیده

تعاملات رفتاری حیوان با محیط باید به‌طور مداوم نظارت گردد تا مدیریت دقیق با موفقیت اجرا شوند. نشخوار نوعی رفتار دام است که از آن به‌عنوان شاخص سلامت و آسایش دام استفاده می‌شود. کاهش نشخوار دام نشانگر تغییراتی در بدن حیوان است. پایش فرآیند نشخوار کمک می‌کند تا بیماری‌هایی مثل کتوز، ورم پستان و غیره را پیش از بروز علائم تشخیص داده و سامانه‌های مدیریت دقیق، امکان نظارت و مدیریت هر دام را به‌صورت مجزا فراهم می‌کنند. با این روش می‌توان نشخوار گاو را پیوسته اندازه‌گیری کرده و از بروز مشکل مطلع شد. مولفه اصلی این سامانه‌ها، مدل‌های تحلیلی هستند که به‌طور خودکار داده‌های حسگر را به دسته‌های مختلف رفتاری تبدیل می‌کنند. هدف از این مطالعه، تفکیک رفتار نشخوار گاو با استفاده از تحلیل داده‌های به‌دست‌آمده از حسگر طراحی‌شده در آزمایشگاه کشاورزی دقیق دانشگاه تبریز و بررسی اثر موقعیت‌های مختلف نصب بود. الگوریتم رگرسیون لجستیک برای آموزش و توسعه مدل طبقه‌بند در نظر گرفته شد. پس از ارزیابی فاکتورهای مختلف و مدل‌سازی مربوطه، نهایتاً ۴ فاکتور بهینه از آرایه‌های ۵۰تایی انتخاب شدند. ارزیابی مدل طبقه‌بند نهایی با به‌کارگیری شاخص‌های حساسیت، صحت و F-Score به‌ترتیب مقادیر ۰/۸۸، ۰/۹۴ و ۰/۹۱ را نتیجه داد که نشان از دقت بالای مدل بود. پس از تعیین مدل نهایی، ارزیابی میدانی سامانه با اعمال مدل در حسگر طی سه روز انجام شد. نتایج حاصل از آزمون نهایی مدل در مقایسه با مشاهدات بصری نشان از توانایی تشخیص ۸۹/۴۷٪ و سازگاری بالای برآورد سامانه با مشاهدات میدانی بود.

واژه‌های کلیدی: حساسیت، صحت، طبقه‌بندی، منحنی ROC

مقدمه

در سراسر جهان، اکثر کشورها در حال کاهش تعداد گاوداری‌های با تعداد کم هستند تا گاوداری‌های بزرگ بتوانند با در اختیار داشتن امکانات بیشتر، تولیدات دامی بیشتری داشته باشند (Fournel, Rousseau, & Laberge, 2017). گاوداری‌های کوچک، با مشکلاتی نظیر امکانات بازار جهانی و مشکلات اقتصادی مواجه هستند (Cavaliere & Ventura, 2018). در طی سال‌های اخیر، مصرف‌کنندگان فراورده‌های دامی علاقه روزافزون به رفاه حیوانات و کیفیت محصولات غذایی از خود نشان داده‌اند (Topp-Becker & Ellis, 2017; Eldesouky, 2018). از آن‌جایی‌که تحقیقات، تاثیر آسایش و مدیریت حیوانات بر جنبه‌های تولید را نشان داده‌اند، امروزه، گاوداران بیشتر مراقب حیوانات خود هستند (Meen *et al.*, 2015).

در این زمینه، پشتیبانی فناورانه از کشاورزان یک قدم امیدوارکننده برای همه‌ی جنبه‌های مربوط به پرورش کارآمد و پایدار حیوانات است که در قالب دامداری مناسب و اقتصادی مطرح می‌شود. PLF[3] پتانسیل زیادی برای حمایت از دامداران برای پرورش حیوانات در شرایط مناسب را دارا می‌باشد (Berckmans & Guario, 2017). نظارت مداوم بر رفتار گاوها و پارامترهای فیزیولوژیکی یا پاتولوژیکی ممکن است امکان تشخیص زودهنگام بیماری‌ها را پیش از ظهور علائم بالینی آن‌ها فراهم کند. علاوه بر این، ممکن است بیماری‌های بدون علائم بالینی مانند کتوز، کبد چرب و اسیدوز تشخیص داده شود و سبب کاهش اثرات منفی آن‌ها بر باروری و تولید شود (Gusterer *et al.*, 2020). فعالیت گاو یک شاخص ضروری برای پایش سلامتی و رفاه نشخوارکنندگان محسوب می‌شود. از این رو تغییر در رفتار دام، یک شاخص حیاتی برای تشخیص زودهنگام و پیشگیری از بیماری‌ها به حساب می‌آید (Ayadi *et al.*, 2020). مطالعات اخیر نشان داده‌اند که زمان و فعالیت نشخوار با اختلالات بالینی و تحت بالینی مرتبط است (Liboreiro *et al.*, 2015; Stangaferro, Wijma,

۱- گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
۲- بخش تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان کرمان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرمان، ایران
(*- نویسنده مسئول: Email: navid@tabrizu.ac.ir)
https://doi.org/10.22067/jam.2024.86082.1216

3- Precision livestock farming

Caixeta, Al-Abri, & Giordano, 2016). کاهش زمان نشـخوار می‌تواند برای تشخیص فحلی، زایمان و برخی بیماری‌ها کمک‌کننـده باشد. گاوهای شیرده روزانه حدودا ۴/۵ ساعت را برای تغذیه (محدوده ۲/۴ الی ۸/۵ ساعت) و ۷ ساعت را برای نشـخوار (محـدوده ۲/۵ الـی ۱۰/۵ سـاعت) صـرف می‌کننـد (Beauchemin, 2018) بـا توسـعه فنـاوری سـنجش بسـیاری از سیسـتم‌های نظـارت بـر رفتـار نشخوارکنندگان، مبتنی بر فناوری‌های حسگرهای مختلـف پیشـنهاد شده‌اند. اخیرا سیستم‌های نظارتی مبتنـی بـر حسـگرهای پوشـیدنی[1] به‌جهت هزینه کم و آسانی یکپارچه کردن آن‌ها با شبکه‌های بی‌سیم، به‌طور فزاینده‌ای مورد استفاده قرار گرفتند (Shen, Zhang, Zhang, Wei, & Sun, 2020). در مطالعه‌ای دیگر به تعیین تـاثیر اسـیدوز و کتوز بر زمـان نشـخواری و برخـی از پارامترهـای بیوشـیمیایی خـون پرداختند که بنابر نتایج به‌دسـت‌آمده، کـاهش زمـان نشـخوار و بـروز تغییرات در پارامترهای بیوشیمیایی را می‌تـوان بـه‌عنوان نشـانگرهای زیسـتی در تشـخیص ایـن دو بیمـاری بیـان کـرد (Antanaitis, Juozaitienė, Malašauskienė, & Televičius, 2019). ورم پستان و کتوز از بیماری‌های اصلی در اوایـل شـیردهی هسـتند کـه کاهش زمان نشخوار می‌تواند سبب تشخیص زودتر آن‌ها گردد که در این مطالعه با بررسی چندین گروه از گاوهای متفاوت متوجه شدند که کاهش زمان نشخوار یک فاکتور بسیار مهم برای تشخیص زودهنگام ورم پستان می‌باشد. با این حال برای تشخیص کتوز علاوه بر کاهش زمان نشخوار، نیاز به آزمایش خون مکرر نیز بود (Cocco, Canozzi, & Fischer, 2021). پـال و همکـاران (Pahl, Hartung, Mahlkow-Nerge, & Haeussermann, 2015) بـا اسـتفاده از حسگر HR-Tag فعالیت‌های تغذیه‌ای و نشخوار را مورد مطالعه قـرار دادند. در این آزمایش از برنامه PASW برای تحلیل استاتیک داده‌هـا استفاده شد و از مدل مختلط خطی به‌منظور تحلیل میزان تولید شـیر، تغذیه و زمان نشخوار استفاده گردیـد. کـاهش قابـل‌توجهی در زمـان نشخوار در روزهای ۱- و روز صفر مشاهده شد و زمان نشخوار گاوهـا در روز ۱ به مقدار مرجع خود یعنی ۱۸min±۳۸۹ رسید. در مقایسه با روز مرجع، کم‌ترین خوراک دریافتی در روز تلقیح بوده و مـدت زمـان تغذیه در روز ۱- و روز تلقیح کمینه‌ترین مقدار خود را داشـتند. نتـایج به‌دست‌آمده نشان داد که فحلی سبب کاهش نشخوار شـده و حسـگر انتخاب‌شده نیز توانایی تشخیص کاهش زمان را داشته است. اسمیف و همکاران (Smith *et al.*, 2016) به طبقه‌بنـدی رفتارهـای گـاو بـا استفاده از گردن‌بندهای حرکتی[1] پرداختند و مشاهدات رفتار گاو به‌طور هم‌زمان توسـط چهـار نـاظر، ثبـت گردیـد. در ایـن مقالـه از طریـق طبقه‌بندی‌کننـده‌هـای بـاینری کـه شـامل SVM[2]، LR[3]، RFE[4] و KNN[5] بودند، به تفکیک رفتار هـر گـاو نسـبت بـه مـابقی رفتارهـا پرداخته شد. بهترین روش برای رفتار نشخوار RFE شناسایی شد کـه دارای مقادیر صحت ۰/۸۴، حساسیت ۰/۸۸ و F-score ۰/۸۶ بود. در مطالعـه دیگـری کـه از حسـگرهای بـر مبنـای فشـار RWC بـرای اندازه‌گیری رفتارهای مختلف گاو استفاده شده، مشاهدات بصری ثبت گردید. الگوریتم تجزیه و تحلیل داده‌های فشار با توجـه بـه فرکـانس حرکات فک طبقه‌بنـدی شـد. در ایـن مطالعـه بـرای اعتبارسـنجی و طبقه‌بندی رفتارهای مختلف از دو نسخه نرم‌افـزار RWC V0.7.3.2 و RWC V0.7.2.0 استفاده گردید و تمـامی تجزیـه و تحلیـل‌هـای آماری با استفاده از نرم‌افزار SPSS صورت گرفت. برای ارزیابی دقـت طبقه‌بندی نسخه‌های RWS از روش ماتریس مختلط استفاده شـد و کاربرد این حسگر برای اندازه‌گیری فعالیت تغذیه و نشخوار گاو تاییـد شد با این حـال درخصـوص رفتـار آشـامیدن دارای مقـدار پیش‌بینـی درسـت پـایینی بـود (Zehner, Umstatter, Niederhauser, & Schick, 2017). از سویی دیگر محققـان بـا طراحـی یـک دسـتگاه نظـارت چنـدپارامتری، رفتـار نشـخوار گـاو را بـه کمـک شتاب‌سـنج سه‌محوره و حسگر صدا مورد تجزیـه و تحلیـل قـرار دادنـد. آن‌هـا از الگوریتم SVM[6]برای آنالیز و طبقه‌بندی داده‌ها استفاده کردند و چهار فـاکتور میـانگین، بیشـینه، ضـریب همبسـتگی و مجمـوع مقـادیر قدرمطلق[7]را محاسبه کردند. با بـه‌کارگیری درخـت دودویـی طبقه‌بنـد SVM[8] به طبقه‌بندی چهار رفتار گاو و به کمـک تـابع smvtrain در MATLAB به آموزش و آزمون مدل پرداختنـد. نتـایج طبقـه‌بنـدی رفتارهای گاو برای عمل نشخوار دارای نـرخ تشـخیص ۹۰٪ و بـرای سایر فعالیت‌ها ۸۲/۵٪ بـود (Wang, Xie, & Xu, 2017). روسکا و همکـاران (Ruuska *et al.*, 2018) از حسـگرهای بـر مبنـای فشـار RWS[9] و ضبط‌کننده فیلم برای ثبت رفتارهای گاو استفاده کردنـد. در آنالیز رگرسیون خطی، رابطـه رگرسـیون بـا روش حـداقل مربعـات[10] تعیین شد و ضریب تعیین با نرم‌افزار اکسل محاسبه گردیـد. در آنـالیز شاخص‌های خطـای اساسـی، خطـای میـانگین و قـدرمطلق خطـای میانگین محاسبه شدند. نتایج بـه‌دسـت‌آمده از فرآینـد نشـخوار بـرای تمامی داده‌های جمع‌آوری‌شده از گاوها به شرح زیر بود: شاخص خطا ۲/۱٪، قدرمطلق خطای میانگین ۳۱/۴٪، ضریب تعیین ۰/۷۱، صحت

1- Inertial Measurement Unit (IMU)
2- Support vector machine
3- Logistic regression
4- Random Forest Ensemble
5- K nearest neighbor
6- Support vector machine
7- Sum of absolute values
8- Binary tree SVM classifier
9- Rumi watch sensor
10- Least squares method

۷۹٪/۵، حساسیت ۷۷/۸٪، ویژگی[1] ۹۲/۹ ٪و دقت ۸۹٪. در این مطالعه به‌دلیل غیرخطی بودن داده‌های جمع‌آوری‌شده، محاسبه رگرسیون خطی پاسخ مناسبی نداشت با این حال در ماتریس مختلط و شاخص خطا نتایج قابل‌قبولی مشاهده گردید. . سیاریف و همکاران (Syarif *et al*., 2019) مطالعه‌ای با هدف ایجاد سیستم مدیریت سلامت گاوهای شیری انجام دادند. در این مطالعه از سیستم‌های نظارت و سیستم‌های شناسایی با استفاده از اینترنت اشیا و فناوری‌های هوشمند استفاده شده بود. سیستم نظارت، اطلاعات مربوط به دما و ضربان‌قلب گاوها را از حسگر دریافت کرده و پس از پردازش و با توجه به خروجی سیستم شناسایی، وضعیت سلامتی گاوهای شیری از نظر طبیعی یا غیرطبیعی بودن را تعیین می‌کرد. در پژوهشی دیگر از حسگر BMC[1] برای اندازه‌گیری زمان‌های نشخوار، تغذیه و استراحت گاوهای شیری و مقایسه آن‌ها با مشاهدات بصری استفاده گردید و از نرم‌افزار SAS برای انجام تمامی تحلیل‌ها در این پژوهش استفاده شد. در این تحقیق برای اعتبارسنجی دقت و صحت مشاهدات از همبستگی پیرسون[2]، ضریب همبستگی[3]، رگرسیون خطی[4] و منحنی‌های bland-altman[5] استفاده گردید. مقادیر ضریب همبستگی پیرسون ۰/۹۹ و ضریب تعیین[6] ۰/۹۷ برای نشخوار به‌دست آمد و منحنی bland-altman هیچ‌گونه تمایلی به یک طرف نداشته و نتیجه قابل‌قبولی را برای نشخوار نشان داد (Grinter, Campler, & Costa, 2019). بنیسا و همکاران (Benaissa *et al*., 2019) از یک شتاب‌سنج سه‌محوره برای جمع‌آوری داده‌ها استفاده کرده و یک الگوریتم ساده DT جدید برای تشخیص رفتار تغذیه و نشخوار گاوها ایجاد کردند. این محققان عملکرد الگوریتم را با الگوریتم SVM و حسگر RWS مقایسه کردند. در نهایت به این نتیجه رسیدند که هرچه تعداد دفعات نمونه‌برداری بیشتر باشد، دقت تشخیص بالاتر است. با این حال نیازهای فرکانس نمونه‌برداری بالاتر، بار ذخیره‌سازی دستگاه و حجم کار محاسباتی را افزایش داد. شن و همکاران (Shen *et al*., 2020) مطالعه‌ای مبنی بر تغییرات فشار پوزه‌بند[7] برای تشخیص فرآیند نشخوار انجام دادند. آن‌ها از انحراف استاندارد برای اندازه‌گیری درجه تغییرات نوسانات سیگنال فشار پوزه‌بند در دامنه زمان و نیز طیف فرکانس برای آنالیز تفاوت بین سیگنال‌های رفتار نشخوار و تغذیه در دامنه فرکانس استفاده نمودند. داده‌ها در نرم‌افزار MATLAB پردازش شده و تعداد نشخوار، طول زمان نشخوار و تعداد باز و بسته شدن دهان برای هر گاو محاسبه گردید. دقت تشخیص روش‌های به‌کاررفته در این مقاله برای سه فاکتور مورد نظر به‌ترتیب ۱۰۰٪، ۹۴/۲ ٪و ۹۴/۴۵٪ بودند که نشانگر این است که استفاده از انحراف استاندارد و طیف فرکانس برای شناسایی پارامترهای اصلی نشخوار معقول و موثر بودند. با این حال استفاده از لوله‌های هیدرولیک در حسگرهای فشار بر آسایش و راحتی گاوها اثر گذاشته و حتی ممکن است لوله‌های هیدرولیک آسیب دیده و باعث نشت مایع شوند. در مطالعه‌ای دیگر، محققان با استفاده از مجموعه‌ی حسگرهای الکترونیکی-زیستی[8] که به‌صورت گردن‌بند و پابند طراحی شده بودند، به خودکارسازی هوشمند دامداری صنعتی پرداختند. انتقال داده‌های حسگر با استفاده از اینترنت اشیا صورت گرفت. این حسگر نشانه‌های حیاتی دام‌ها شامل دمای بدن، میزان تحرک، میزان تغذیه و نشخوار، فحل بودن دام‌ها و رفتار دام‌ها را نظارت کرده و در اختیار دامداران قرار می‌دادند (Behneghar, Majidi, & Movaghar, 2021). چانگ و همکاران (Chang *et al*., 2022) به تشخیص رفتار نشخوار با استفاده از شتاب‌سنج‌های متصل به گوش پرداختند. آن‌ها از هفت الگوریتم متفاوت با طول دوره‌های مختلف استفاده کردند که الگوریتم درخت طبقه‌بندی و رگرسیون به‌عنوان دقیق‌ترین مدل انتخاب شدند که برای نشخوار دارای دقت ۸۶/۲٪، حساسیت ۷۵/۳٪ و ویژگی ۹۲/۵ ٪بودند.

جوانی و همکاران (Javani, Navid, Karimi, Hosseinkhani, & Vahedi Tekmehdash, 2022) حسگر ثبت رفتار نشخوار گاو را در آزمایشگاه کشاورزی دقیق دانشگاه تبریز طراحی و نمونه‌سازی کرد که در مرحله اول شامل آردینو پرومینی، شتاب‌سنج ADXL345، ماژول وای‌فای ESP8266، رگلاتور LF33CV3 و باتری لیتیومی بود. پس از ساخت حسگر و نصب قطعات، داده‌های X، Y و Z شتاب‌سنج دریافت گردید. برای تعیین بهترین حساسیت شتاب‌سنج، داده‌برداری با حساسیت‌های ±۱۶g، ±۸g و ±۴g صورت گرفت. تعیین بهترین حساسیت شتاب‌سنج با آزمون t و کای‌مربع[9] انجام شد و حساسیت ±۸g انتخاب گردید. در مراحل بعدی حسگر توسعه یافته و با افزودن قطعات Sevensegment، SD card و RTC حسگر ثبت نشخوار گاو تکمیل گردید.

با توجه به مطالعات انجام‌شده، مشخص گردید که می‌توان از نشخوار گاو به‌عنوان شاخص سلامت استفاده نمود. با بررسی ساختار حسگرهای استفاده‌شده می‌توان بیان کرد که تشخیص زمان نشخوار هر گاو با استفاده از دوربین‌های تعبیه‌شده در گاوداری، روشی پرهزینه می‌باشد. هم‌چنین در صورت استفاده از حسگرهای ضبط صدا برای تفکیک رفتار نشخوار از مابقی رفتارهای گاو، امکان تداخل صدای محیط با حسگر مورد نظر وجود داشته و این امر سبب کاهش دقت

1- Specificity
2- Pearson correlation
3- Concordance Correlation Coefficient (CCC)
4- Linear regression
5- Bland-Altman plots
6- Coefficient Of Determination
7 -Noseband pressure

8- Bio-electronic sensor
9- Chi square test

آن می‌گردید. بنابراین حسگرهای بر مبنای شتاب‌سنج سه‌محوره، به‌دلیل تأثیرپذیری کم‌تر از شرایط محیطی، هزینه طراحی پایین، تفکیک بهتر رفتارهای گاو و دقت بالای تشخیص مورد توجه قرار گرفتند. استفاده از حسگری که بتواند نشخواری را تشخیص داده و زمان آن را اندازه‌گیری نماید، مستلزم استفاده از مدل‌های مناسب برای تبدیل داده‌های خام به اطلاعات قابل‌استفاده می‌باشد و لذا پروژه مدل‌سازی رفتار نشخوارکنندگی دام تعریف گردید. هدف این پژوهش مدل‌سازی داده‌های به‌دست‌آمده از حسگر توسعه‌داده‌شده، برای تشخیص رفتارهای مختلف حیوان به‌ویژه تمایز رفتار نشخوار از بقیه رفتارها است؛ به‌طوری‌که بتوان با استفاده از حسگر و نیز مدل‌های تعریف‌شده زمان نشخوار روزانه را تعیین نمود.

مواد و روش‌ها

دام‌های مورد آزمون و مکان آزمایش‌ها

به‌منظور انجام این پژوهش از ۸ راس گاو در طی روزهای متفاوت استفاده گردید. میانگین تولید شیر روزانه دام‌ها برابر ۲۵ کیلوگرم و دارای تعداد زایش‌های متفاوت بودند. داده‌برداری در گاوداری ایستگاه تحقیقاتی خلعت‌پوشان انجام شد. این ایستگاه در موقعیت جغرافیایی با طول ۴۶/۳۹ درجه، عرض ۳۸/۰۳ درجه و ارتفاع از دریا ۱۵۶۵ متر قرار دارد.

حسگر شتاب‌سنج

حسگر مورد استفاده در این تحقیق که در آزمایشگاه کشاورزی دقیق دانشگاه تبریز توسعه داده شده است در شکل ۱ مشاهده می‌شود. این حسگر شامل میکروکنترلر Atmega 2560، شتاب‌سنج ADXL345، RTC[1]، ماژول سون سگمنت و اس‌دی کارت می‌باشد (Javani *et al.*, 2022).

روند عملکرد حسگر به‌گونه‌ای است که در ابتدا داده‌های شتاب در سه جهت X، Y و Z از طریق شتاب‌سنج محاسبه شده و در اس‌دی کارت ذخیره می‌شود. میکروکنترلر پس از جمع‌آوری ۵۰ داده شتاب، فاکتورهای مورد نظر را برای آن سری داده محاسبه کرده و نشخوار یا غیرنشخوار بودن رفتار تعیین می‌گردد. به‌گونه‌ای که برای نشخوار برچسب یک و برای غیرنشخوار برچسب صفر ثبت می‌گردد. زمان نشخوار گاو از ابتدای روشن بودن حسگر محاسبه شده و با فشردن سه دگمه موجود می‌توان زمان نشخوار را در طی آزمایش در سون‌سگمنت مشاهده نمود. برای ثبت مداوم زمان نشخوار از RTC استفاده گردید تا در صورت قطع منبع تغذیه زمان حفظ گردد. پس از یک دوره اندازه‌گیری، انتقال داده‌ها از کارت حافظه به رایانه انجام می‌شد.

مکان نصب حسگر و زمان نمونه‌برداری

حسگر تهیه‌شده در اوایل تحقیق به‌صورت گردنی تعبیه شد که با قرارگیری شتاب‌سنج در غبغب و کنار گوش گاو تحلیل شده و سپس به حسگر پوزه‌بندی تغییر یافت و شتاب‌سنج روی عضله M.masseter گاو تعبیه شد. یک دوره زمانی مؤثر باید به‌اندازه کافی کوتاه باشد تا بتواند رفتارهای گذرای بیشتری را ثبت کند اما به اندازه کافی نیز طولانی باشد تا موارد تشخیص اشتباه را کاهش دهد. به‌عنوان مثال یک رفتار گذرا مثل انتقال حالت ایستاده به خوابیده در گاو، ممکن است با استفاده از یک دوره زمانی کوتاه‌تر تشخیص داده شود در حالی‌که رفتاری مانند تغذیه با استفاده از یک دوره زمانی طولانی‌تر قابل تشخیص خواهد بود. بنابراین زمان هر نمونه‌برداری ۲/۷ ثانیه و ۱۳/۵ ثانیه در مراحل مختلف تحقیق ارزیابی شدند.

ثبت رفتار نشخوار

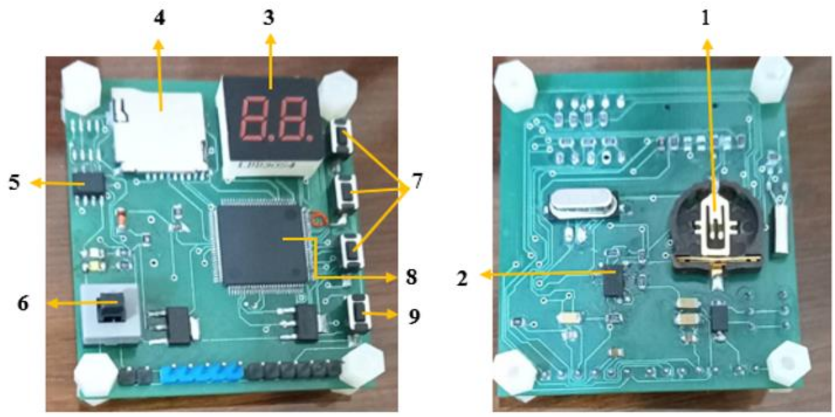
با توجه به قیمت بالای دوربین‌های مدار بسته، امکان نصب آن‌ها در محیط نمونه‌برداری وجود نداشت و برای تعیین صحت عملکرد حسگر، نیاز به تایید داده‌ها و رفتارهای تعیین‌شده از منبع دیگری بود. بنابراین ثبت رفتارهای گاو به‌صورت دستی توسط دو نیروی انسانی حاضر در مکان نمونه‌برداری انجام شد. به‌طوری‌که در ابتدا تمامی رفتارهای گاو همراه با زمان آن، یادداشت و در مراحل بعدی آزمایش‌ها ثبت رفتار در هر ۵ دقیقه انجام می‌گردید. هدف پژوهش، ابتدا شناسایی و تفکیک رفتار نشخوار و غیرنشخوار از همدیگر بوده و پس از اطمینان از عملکرد حسگر مورد نظر شناسایی رفتار غیر نشخوار در نظر گرفته شد. رفتار غیر نشخوار شامل تغذیه، ایستادن، راه رفتن، نشستن گاو می‌شد.

آماده‌سازی داده‌ها

با توجه به مواردی چون زمان بالای داده‌برداری حسگر، بازه زمانی مورد نیاز برای دریافت اطلاعات یک رفتار ویژه مانند نشخواری و نیاز به خلاصه‌سازی و استخراج اطلاعات با اهمیت برای مدل‌سازی، تصمیم گرفته شد در دوره زمانی ۱۳/۵ و ۲/۷ ثانیه اطلاعات شتاب‌سنجی در محورهای x، y و z به‌ترتیب در آرایه‌های ۵۰ و ۱۰تایی ذخیره گردد. سپس فاکتورهای مختلف آماری شامل بیشینه[2]، میانگین حسابی و انحراف‌معیار برای ارائه‌ی فاکتورهای کلی برای یک آرایه در دوره زمانی مشخص، محاسبه و سپس برای مدل‌سازی استفاده شود. طبق شرایط آزمایش که موقعیت سر گاو و تغییرات آن تعیین‌کننده رفتار گاو بود در دوره زمانی ۲/۷ ثانیه و نصب حسگر در غبغب و کنار گوش گاو، ۶ فاکتور از داده‌های ده‌تایی (max.10.max، max.10.mean، mean.10.max، stdv.10.stdv، stdv.10.mean و stdv.10.max) محاسبه شدند.

1- Real Time Clock

2- Maximum



شکل ۱- حسگر توسعه‌داده‌شده در گروه مهندسی بیوسیستم دانشگاه تبریز
۱-جاباتری RTC، ۲- شتاب‌سنج، ۳- سون سگمنت، ۴- اس‌دی کارت، ۵- RTC، ۶- دکمه روشن و خاموش، ۷- دکمه‌های نمایش ساعت، ۸- میکروکنترلر، ۹- دکمه ریست

Fig.1. Developed sensor in Biosystem Engineering Department of Tabriz University
1- RTC battery holder, 2- Accelerometer, 3- Seven segment, 4- SDcard, 5- RTC, 6- On and off button, 7- Clock display buttons, 8- Microcontroller, 9- Reset button

پس از جمع‌آوری داده‌ها و انتقال به رایانه ، برچسب‌گذاری داده‌های نشخوار و غیرنشخوار در محیط Excel انجام‌شده و بازبینی‌های لازم جهت حذف داده‌های پرت و انتخاب تصادفی داده‌ها با استفاده از برنامه‌نویسی R در محیط نرم‌افزار Rstudio انجام گرفت. حذف داده‌های پرت از طریق تعیین چارک اول و سوم و حد بالا و پایین انجام شد که در نمودار جعبه‌ای[1] قابل‌مشاهده بودند. در راستای توسعه مدل و نصب حسگر به‌حالت پوزه‌بندی، پس از بازبینی در فاکتورها، ۴ فاکتور با داده‌های پنجاه‌تایی (max.50.mean, stdv.50.mean, stdv.50.sum, var.50.mean) استفاده و محاسبات از حالت سطری به حالت ستونی تغییر یافته و دوره زمانی ۱۳/۵ ثانیه در نظر گرفته شد. فاکتورهای استفاده‌شده در طی مراحل مختلف در جدول ۱ ذکر شده‌اند.

مدل‌سازی

رگرسیون لجستیک یکی از انواع مدل‌های خطی تعمیم‌یافته است که برای تجزیه و تحلیل وجود یا عدم‌وجود متغیر وابسته بسیار مناسب می‌باشد. نکته اصلی در رگرسیون لجستیک این است که متغیر وابسته، متغیری دوحالته است و تنها می‌تواند مقدار ۱ به معنی وقوع رویداد و مقدار صفر به معنی عدم‌وقوع رویداد را به خود اختصاص دهد. رگرسیون لجستیک از روش برآورد حداکثر احتمال برای پیدا کردن بهترین مجموعه پارامترهایی که مدل را به بهترین برازش می‌کنند، استفاده می‌نماید. بنابراین، برای تشخیص رفتار نشخوار و غیرنشخوار گاو، این نوع مدل‌سازی انتخاب شد. برای تعیین تعداد تشخیص‌های اشتباه بین رفتارهای مختلف، مدل‌سازی چندگانه انجام شد.

در راستای انجام مدل‌سازی، نیاز به داده‌های آموزش و آزمایش مدل بود که این کار با اختصاص ۳۰٪ داده‌ها برای آزمایش و ۷۰٪ مابقی برای آموزش انجام گردید. برای تشخیص رفتار نشخوار از غیرنشخوار، داده‌های ثبت‌شده از دو گاو در طی ۴ روز با قرارگیری شتاب‌سنج در غبغب و داده‌های یک گاو دیگر در طی دو روز با قرارگیری شتاب‌سنج در کنار گوش استفاده شدند. مدل‌سازی با ۶ فاکتور و مدل‌سازی چندگانه برای هر دو گروه داده انجام شد. جهت اطمینان از صحت اطلاعات به‌دست‌آمده در مورد گاو دیگر، داده‌های گاو دیگری در طی ۲ روز ثبت و برای هر سری از داده، مدل‌سازی با ۶ فاکتور و مدل‌سازی چندگانه انجام شد. روش دیگری از مدل‌سازی با هدف بهبود عملکرد حسگر برای داده‌های ترکیب دو روز انجام شد که در این روش، حذف داده‌های پرت براساس داده‌های اصلی X، Y و Z صورت گرفت. در راستای تعیین عملکرد مدل‌سازی جدید، داده‌برداری از یک گاو دیگر در طی دو روز انجام شد که برای آن نیز مدل‌سازی جدید، مدل‌سازی با ۶ فاکتور و مدل‌سازی چندگانه انجام شدند. در این مرحله با توجه به مدل‌سازی‌های متعدد، مقادیر ارزیابی مدل در حد مطلوبی نبوده و تشخیص با کم‌ترین مقادیر اشتباه بین رفتار نشخوار و غیرنشخوار وجود نداشت. بنابراین راهکارهای تغییر محل نصب حسگر به حالت پوزه‌بندی و استفاده از ۴ فاکتور بر اساس داده‌های پنجاه‌تایی مطرح و عملی شد. برای تعیین عملکرد ۴ فاکتور، مدل‌سازی با آن انجام شده و نتایج بهتر رؤیت شد.

داده‌برداری با حسگر پوزه‌بندی برای ۳ گاو و برای هر گاو در طی ۳ روز انجام شد.

1- Boxplot

جدول ۱– فاکتورهای محاسباتی

Table 1- Calculation factors

ردیف Row	فاکتور Factor	روش محاسبه Calculation method
1	max.10.max	بیشینه هر ۱۰ داده مربوط به ستون بیشینه The maximum of every 10 data related to the maximum column
2	max.10.mean	میانگین هر ۱۰ داده مربوط به ستون بیشینه The average of all 10 data corresponding to the maximum column
3	mean.10.max	بیشینه هر ۱۰ داده مربوط به ستون میانگین The maximum of all 10 data corresponding to the average column
4	stdv.10.stdv	انحراف معیار هر ۱۰ داده مربوط به ستون انحراف معیار The standard deviation of all 10 data corresponding to the standard deviation column
5	stdv.10.mean	میانگین هر ۱۰ داده مربوط به ستون انحراف معیار The average of all 10 data corresponding to the standard deviation column
6	stdv.10.max	بیشینه هر ۱۰ داده مربوط به ستون انحراف معیار The maximum of every 10 data corresponding to the standard deviation column
7	max.50.mean	از هر ۵۰ داده مربوط به ستون‌های X، Y و Z به‌صورت ستونی، بیشینه محاسبه شده و سپس برای هر سه داده به‌دست‌آمده میانگین تعیین شد. The maximums of the 50 data for columns X, Y, and Z were calculated, and their average was determined.
8	var.50.mean	از هر ۵۰ داده مربوط به ستون‌های X، Y و Z به‌صورت ستونی، واریانس محاسبه شده و سپس برای هر سه داده به‌دست‌آمده میانگین تعیین شد. The variance of the 50 data for columns X, Y, and Z were calculated, and their average was determined.
9	stdv.50.sum	از هر ۵۰ داده مربوط به ستون‌های X، Y و Z به‌صورت ستونی، انحراف‌معیار محاسبه شده و سپس برای هر سه داده به‌دست‌آمده مجموع تعیین شد. The standard deviation of the 50 data for columns X, Y, and Z were calculated, and their sum was determined.
10	stdv.50.mean	از هر ۵۰ داده مربوط به ستون‌های X، Y و Z به‌صورت ستونی، انحراف‌معیار محاسبه شده و سپس برای هر سه داده به‌دست‌آمده میانگین تعیین شد. The standard deviation of the 50 data for columns X, Y, and Z were calculated, and their average was determined.

مدل‌سازی جدید با ۴ فاکتور برای داده‌های هر گاو و برای ترکیب داده‌های سه گاو صورت گرفت. برای افزایش تعداد داده‌های آموزش و آزمون، داده‌های سه روزه هر گاو به‌عنوان داده‌های آموزش و داده‌های حاصل از داده‌برداری دوباره در طی یک روز به‌عنوان داده‌های آزمون اختصاص داده شد. برای ارزیابی تکرارپذیری مدل در مورد سایر گاوها، از داده‌های ۱۲ روزه گاوهای قبلی برای آموزش استفاده شده و داده‌برداری از گاو متفاوتی در طی یک روز انجام شد تا به‌عنوان داده‌های آزمون مدل اختصاص داده شود. پس از اطمینان از عملکرد حسگر آزمایش‌های نهایی انجام شد. آزمایش‌های نهایی در دو مرحله انجام شدند. در مرحله اول عملکرد رابطه نهایی مدنظر بود که در مورد دو گاو متفاوت تحلیل شد.

ارزیابی مدل

برای مقایسه عملکرد مدل‌ها از تحلیل ROC به‌عنوان مقیاس اندازه‌گیری توانایی جداسازی یک مدل استفاده شد. منحنیROC با ترسیم نرخ مثبت صحیح برحسب نرخ مثبت کاذب ایجاد می‌شود. مقدار بالای مساحت زیر منحنی ROC بیانگر عملکرد خوب پارامتر در ایجاد تمایز بین دو گروه تشخیصی است. بنابراین بر اساس مساحت بین منحنی ROC و خط y=x قدرت منحنی‌های ROC مشخص می‌شود. هرچه این مساحت کمتر باشد نشانگر قدرت ضعیف پیش‌بینی در مدل و هرچه مساحت افزایش یابد نشانگر قدرت بیشتر مدل و نزدیکی آن به مدل حقیقی می‌باشد. برای اندازه‌گیری اثربخشی مدل و عملکرد آن، از ماتریس مختلط استفاده و با ۴ ترکیب مختلف از مقادیر پیش‌بینی‌شده و واقعی ساخته شد. ماتریس مختلط برای محاسبه معیارهای ارزیابی صحت[1]، فراخوانی[2] یا حساسیت[3] و F-Score لازم و ضروری بود. مقادیر صحت، فراخوانی و F-Score از رابطه (۱) محاسبه شدند.

$$Sensitivity\ (TPR)\ or\ Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$
$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \qquad (۱)$$
$$F-Score = 2 \times \frac{Recall * Precision}{Recall + Precision}$$

که در آن،

TP مثبت صحیح (True Positives): پیش‌بینی شد یک باشد و

1- Precision
2- Recall
3- Sensitivity

درست بود.

FP مثبت کاذب (False Positives): پیش‌بینی شد یک باشد ولی غلط بود.

FN منفی کاذب (False Negatives): پیش‌بینی شد صفر باشد ولی غلط بود.

نتایج و بحث

ارزیابی توانایی فاکتورها در تشخیص نشخوار

برای تمامی فاکتورها پتانسیل تشخیص فرآیند نشخوار با استفاده از شاخص‌های حساسیت، صحت و F-Score مورد بررسی قرار گرفت (جدول ۲). از بین فاکتورهای اولیه، انحراف معیار و بیشینه و از فاکتورهای ده‌تایی، تنها ۶ فاکتور دارای مقادیر F-score بالای ۶۰٪ بودند. بهترین برآوردها متعلق به فاکتورهای پنجاه‌تایی بودند که در آن‌ها تعداد تشخیص‌های اشتباه حداقل بوده و F-Score بیشترین مقدار خود را داشت. در انجام مدل‌سازی، داده‌های دارای احتمال بالاتر از مقدار آستانه به‌عنوان عدد یک و نشخوار و داده‌های دارای احتمال پایین‌تر از مقدار آستانه به‌عنوان عدد صفر و غیرنشخوار در نظر گرفته شدند.

مقایسه مکان نصب حسگر

مدل‌سازی با برآورد ۶ فاکتور برای داده‌های حاصل از نصب حسگر در مکان‌های متفاوت انجام و معیارهای ارزیابی مدل محاسبه شد (جدول ۳). بهترین نتایج مربوط به نصب حسگر در غبغب گاو حاصل شد. در نتیجه با انجام مدل‌سازی چندگانه در هر دو مکان نصب حسگر، می‌توان گفت که بیشترین تشخیص درست مربوط به رفتار تغذیه و سپس نشخوار بوده است. در حالی‌که تعداد زیادی از تشخیص‌های اشتباه نشخوار مربوط به ترکیب آن با سایر فعالیت‌های گاو بود. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده فرضیه شباهت رفتارهای تغذیه و نشخوار و امکان تشخیص اشتباه آن‌ها با همدیگر رد شد.

منحنی ROC برای مدل‌سازی‌های انجام شده در شکل ۲ نشان داده شده‌اند. همان‌طور که مشخص است سطح زیر منحنی ROC در موقعیت‌های نصب حسگر در غبغب بیشتر از کنار گوش بود.

در مدل‌سازی‌های انجام‌شده ابتدایی، همواره از داده‌های آموزش و آزمون مربوط به یک گاو استفاده شد ولی برای اثبات صحت عملکرد مدل، در طی یک مدل‌سازی از داده‌های دو گاو متفاوت برای آموزش و آزمون مدل استفاده شد که معیارهای ارزیابی به‌دست‌آمده عبارتند از: حساسیت (۰/۹۱)، صحت (۰/۷۳) و F-Score (۰/۸۱). نتایج نسبتاً قابل‌قبولی حاصل گشت.

توسعه حسگر و مدل

به‌دنبال بهبود عملکرد حسگر، فاکتورهای محاسباتی پنجاه‌تایی مورد استفاده قرار گرفتند. با ترسیم منحنی فاکتور مورد نظر برای داده ده‌تایی و پنجاه‌تایی، شاهد تفکیک بهتر رفتار نشخوار و غیرنشخوار از همدیگر بوده و تداخل کمتری را داشتیم. جهت مشاهده عملکرد این چهار فاکتور پنجاه‌تایی، مدل‌سازی داده‌های گاو آخر با استفاده از چهار فاکتور انجام شد که نشانگر مدل‌سازی موفق‌تر با چهار فاکتور نسبت به شش فاکتور در شرایط یکسان بود.

مدل‌سازی داده‌های حسگر پوزه‌بندی

نتایج مدل‌سازی انفرادی گاوها و ترکیب سه گاو در جدول ۴ قابل‌مشاهده است. نتایج به‌دست‌آمده در مقایسه با سایر نتایج، بهتر بوده و معیارهای ارزیابی قابل‌قبول و سطح زیر منحنی ROC نیز زیادتر بود. منحنی ROC برای مدل‌سازی‌های انجام‌شده در شکل ۳ نشان داده شده است. خوشبختانه این منحنی دارای سطح زیر منحنی زیاد و تعداد تشخیص‌های اشتباه رفتار نشخوار به حداقل مقدار خود رسیده بود. در راستای ارزیابی رابطه مدل‌های حاصل‌شده برای هر گاو، داده‌های آزمون آن در رابطه جای‌گذاری شده و در مورد گاو ۴ داده‌های آزمون ۸۷/۷٪، در مورد گاو ۵ داده‌های آزمون ۹۷/۳۲٪ و در مورد گاو ۶ داده‌های آزمون۹۷/۸۳٪ درست تشخیص داده شدند. با ترکیب داده‌های آموزش و آزمون سه گاو موردنظر، نتایج سطر آخر جدول ۴ حاصل شد. مدل‌سازی با ترکیب داده‌های سه گاو حاصل از ۹ روز دارای نتایج مشابهی با مدل‌سازی کل داده‌های ۱۲ روز بود.

جدول ۲– معیارهای ارزیابی فاکتورها

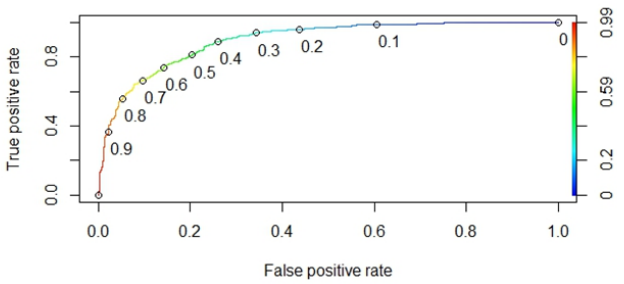
Table 2- Factors evaluation criteria

فاکتور Factors	آستانه Threshold	حساسیت Sensitivity	صحت Precision	F-Score
Mean.10.max	0.4	0.95	0.49	0.64
Max.10.max	0.3	1	0.57	0.72
Max.10.mean	0.3	0.98	0.57	0.72
Stdv.10.stdv	0.4	1	0.50	0.66
Stdv.10.max	0.4	1	0.54	0.70
Stdv.10.mean	0.3	0.95	0.53	0.68
Max.50.mean	0.4	0.88	0.77	0.82
Stdv.50.sum	0.4	0.94	0.82	0.88
Stdv.50.mean	0.4	0.94	0.82	0.88
var.50.mean	0.5	0.94	0.84	0.89

جدول ۳- معیارهای ارزیابی مکان‌های نصب مختلف حسگر

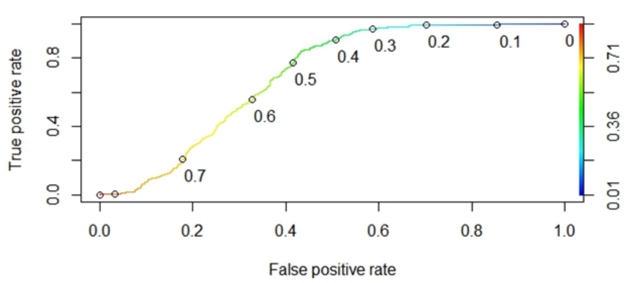
Table 3- Evaluation criteria for different sensor installation positions

موقعیت حسگر Sensor position	آستانه Threshold	حساسیت Sensitivity	صحت Precision	F-Score
غبغب Dewlap	0.4	0.91	0.75	0.82
کنار گوش Next to the ear	0.4	0.90	0.64	0.75



نصب حسگر در غبغبه

Installing the sensor in dewlap



نصب حسگر در کنار گوش

Installing the sensor next to the ear

شکل ۲- منحنی‌های ROC برای دو حالت نصب حسگر

Fig.2. ROC curves for two sensor installation modes

در راستای سنجش میزان تشخیص درست فرآیند نشخوار از روابط مدل‌های حاصل‌شده برای گاوهای شماره ۴، ۵ و ۶ از داده‌های یک روزه گاو جدید استفاده شد و با جای‌گذاری داده‌ها در رابطه مدل گاو ۴ تشخیص درست ۷۴٪، رابطه مدل گاو ۵ تشخیص ۹۰/۴٪ و در رابطه مدل گاو ۶ تشخیص درست ۹۲/۵۳٪ حاصل شدند. همچنین برای اطمینان از عملکرد رابطه نهایی مدل حاصل‌شده برای تمامی گاوها، تشخیص درست ۸۵/۴۱٪ به‌دست آمد. شکل نهایی مدل در رابطه (۲) آمده است.

$$Y = -2.31959 - 0.07270\, max.50.mean - 5.79403\, stdv.50.sum + 20.33501\, stdv.50.mean - 0.30176\, var.50.mean \quad (۲)$$

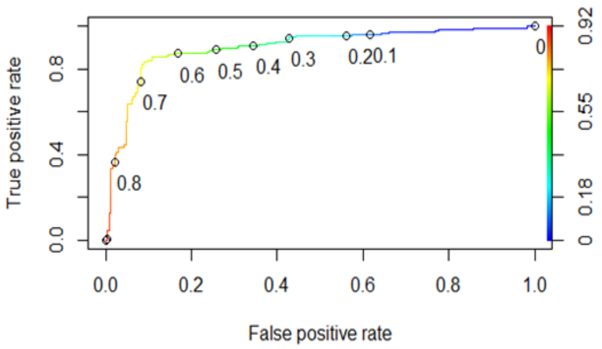
ارزیابی عملکرد مدل نهایی

در این مرحله از پژوهش، برای ارزیابی مدل نهایی، داده‌برداری‌های جدیدی در طی دو روز انجام شد که ثبت داده‌ها به دو صورت برچسب‌گذاری رفتارهای مختلف در گوشی و ثبت دستی رفتارهای گاو در هر ۵ دقیقه انجام شد. نتایج تحلیل در جدول ۵ و معیارهای ارزیابی برای عملکرد حسگر در طی دو روز در جدول ۶ بیان شده‌اند.

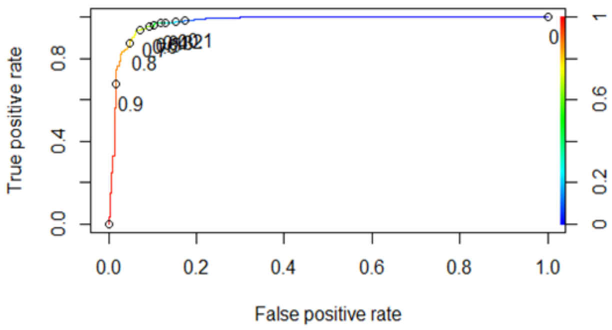
جدول ٤- معیارهای ارزیابی حسگر پوزه‌بندی

Table 4- Muzzle sensor evaluation criteria

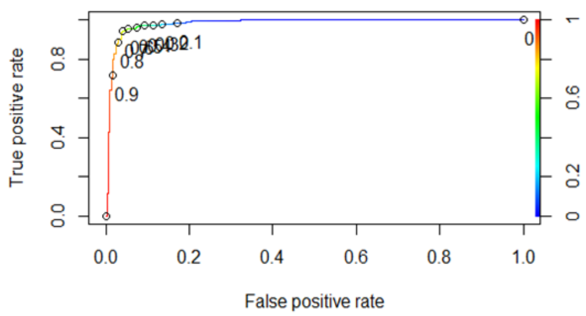
شماره گاو Cow number	موقعیت حسگر Sensor position	آستانه Threshold	حساسیت Sensitivity	صحت Precision	F-Score
4	Muzzle	0.6	0.84	0.87	0.85
5	Muzzle	0.6	0.91	0.95	0.93
6	Muzzle	0.6	0.95	0.95	0.95
ترکیب داده‌های سه گاو Combining data from three cows	Muzzle	0.7	0.90	0.91	0.91
کل داده‌ها All data	Muzzle	0.6	0.88	0.94	0.91



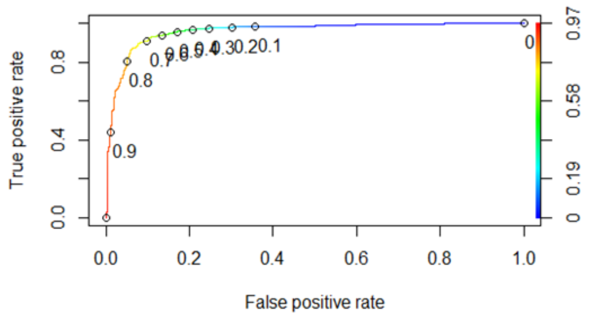
گاو شماره ۴
Cow number 4



گاو شماره ۵
Cow number 5



گاو شماره ۶
Cow number 6



ترکیب سه گاو
Combination of three cows

شکل ۳- منحنی ROC مدل‌سازی با چهار فاکتور برای گاوهای مختلف

Fig.3. ROC curve of modeling with four factors for different cows

با مقایسه داده‌های حسگر ثبت‌شده با برچسب‌های ثبت‌شده بصری از رفتارهای مختلف گاو در هر ۵ دقیقه، رفتارها مقایسه شده و صحت داده‌ها تعیین شد. در نتیجه‌گیری کلی برای دو روز می‌توان گفت که مشاهدات بصری با داده‌های ثبت‌شده حسگر دارای مقدار F-Score برابر با ۹۱٪ بودند که نشانگر تطابق داده‌ها و درستی آن‌ها بوده و حسگر توانایی لازم برای تشخیص‌های درست بین نشخوار و سایر رفتارها را داشت.

جدول ۵- نتایج آزمون عملکرد حسگر

Table 5- Sensor performance test results

تحلیل **Analysis**	**درصد تشخیص** **Detection percentage (%)**
تحلیل روز اول حسگر با استاندارد ۵ دقیقه‌ای Analysis of the first day of the sensor with a 5-minute standard	87.5
تحلیل روز دوم حسگر با استاندارد ۵ دقیقه‌ای Analysis of the second day of the sensor with a 5-minute standard	93
تحلیل روز اول حسگر با برچسب‌گذاری رفتار Analysis of the first day of the sensors with behavioral tagging	86
تحلیل روز دوم حسگر با برچسب‌گذاری رفتار Analysis of the second day of the sensors with behavioral tagging	87
تحلیل نتایج ترکیب کل دو روز Analysis of the results of the combination of two days	85

جدول ٦- معیارهای ارزیابی مدل برای داده‌های هر روز

Table 6- Model evaluation criteria for each day's data

نتایج Results	حساسیت Sensitivity	صحت Precision	F-Score
روز اول عملکرد حسگر با برچسب‌گذاری رفتار First day of sensor performance with behavioral tagging	0.92	0.77	0.84
روز دوم عملکرد حسگر با برچسب‌گذاری رفتار Second day of sensor performance with behavioral tagging	0.86	0.90	0.88
ترکیب دو روز با برچسب‌گذاری رفتار Combining two days with behavior labeling	0.88	0.90	0.89
روز اول عملکرد حسگر با استاندارد ۵ دقیقه‌ای The first day of sensor performance with a 5-minute standard	1	0.66	0.80
روز دوم عملکرد حسگر با استاندارد ۵ دقیقه‌ای The second day of sensor performance with a 5-minute standard	0.94	0.94	0.94
ترکیب دو روز با استاندارد ۵ دقیقه‌ای Combination of two days with 5-minute standard	0.95	0.87	0.91

نتایج عملکرد میدانی حسگر توسعه‌یافته

حسگر نهایی به مدت دوازده ساعت در طی سه روز مورد آزمـون قرار گرفت. علاوه بر ثبت رفتار نشخوار یا سایر رفتارها گاو و زمان هر رفتار توسط حسگر، رفتارهای گاو در طی هر ۵ دقیقه به‌صورت بصری مشاهده و یادداشت گردیـد. پـس از تطـابق داده‌هـای ذخیره‌شـده در اس‌دی کارت با داده‌های ثبت‌شده دستی، نتایج تحلیل به شرح جدول ۷ حاصل شد.

با توجه به تعداد تشخیص‌های اشتباه و درست رفتارهای نشـخوار و سایر رفتارها در هر روز، اجزای مـاتریس مخـتلط محاسـبه گردیـد. مقادیر صحت، حساسیت و F-Score حاصل شده برای داده‌هـای هـر روز در جدول ۸ بیان شده‌اند.

جدول ۷- نتایج عملکرد حسگر نهایی

Table 7- Final sensor performance results

Analysis تحلیل	Detection percentage درصد تشخیص
تطابق داده‌های روز اول Match the first day's data	%86.08
تطابق داده‌های روز دوم Match the second day's data	%90.07
تطابق داده‌های روز سوم Match the third day's data	%91.95
تحلیل داده‌های نشخوار داده‌های سه روز Data analysis of rumination data of three days	%90.67
تحلیل داده‌های غیرنشخوار داده‌های سه روز Non-rumination data analysis of three days' data	%88.81
تحلیل کل داده‌های سه روز Total data analysis of three days	%89.47

جدول ۸- معیارهای ارزیابی مدل برای داده‌های حسگر نهایی

Table 8- Model evaluation criteria for final sensor data

نتایج Results	حساسیت Sensitivity	صحت Precision	F-Score
روز اول First day	0.92	0.72	0.81
روز دوم Second day	0.94	0.82	0.88
روز سوم Third day	0.89	0.91	0.90
ترکیب سه روز Three day composition	0.91	0.82	0.86

بنا به نتایج حاصل‌شده از تحلیل آزمون نهایی حسگر، مقادیر به‌دست‌آمده از عملکرد حسگر قابل‌قبول بوده و این حسگر در تشخیص رفتارهای نشخوار بسیار خوب عمل کرده و آن را از سایر رفتارها به خوبی تفکیک کرده است. طبق نتایج وانگ و همکاران (Wang *et al.*, 2017) که علاوه‌بر شتاب‌سنج سه‌محوره از حسگر صدا نیز استفاده کرده بودند، درصد تشخیص نشخوار کمتر از حسگر جدید بوده و دخالت صدای اطراف در ثبت داده‌های گاو از جمله معایب آن حسگر محسوب می‌شد. استفاده از حسگر پیشنهادی مقادیر مثبت کاذب را کاهش داده و سبب افزایش تشخیص‌های درست می‌گردد. همچنین در اعتبارسنجی حسگرهای بر مبنای فشار به همراه تعدادی دوربین ضبط‌کننده توسط روسکا و همکاران (Ruuska *et al.*, 2018) می‌توان مشاهده کرد که مقادیر صحت و حساسیت حسگر برای سنجش رفتار نشخوار کمتر از حسگر پیشنهادی بوده و مقایسه مشاهدات بصری با داده‌های حسگر عملکرد بهتری را داشته است.

معیارهای ارزیابی مدل در حسگر پیشنهادی بالاترین میزان بوده و مقادیر حساسیت ۸۸٪، صحت ۹۴٪ و F-Score ۹۱٪ با آنالیز رگرسیون لجستیک به‌دست آمدند. در اکثر مقالات قبلی برای اعتبارسنجی حسگر از الگوریتم‌های طراحی‌شده قبلی استفاده کردند که در آن‌ها معیارهای ارزیابی مدل حساسیت، صحت و غیره بیان نشدند (Zambelis, Wolfe, & Vasseur, 2019). در معیارهای ارزیابی ارائه‌شده روسکا و همکاران (Ruuska *et al.*, 2018) که توسط آنالیز رگرسیون خطی با روش حداقل مربعات بود، مقادیر حساسیت و صحت به‌ترتیب ۷۷/۸٪ و ۷۹/۵٪ حاصل شدند که در طی مطالعه‌ای دیگر توسط اسمیف و همکاران (Smith *et al.*, 2016) معیارهای ارزیابی حساسیت، صحت و F-Score که با روش جنگل تصادفی (Random forest) محاسبه شدند به‌ترتیب برابر با ۸۸، ۸۴ و ۸۶٪ بودند. در مقایسه روش‌های بیان‌شده در مطالعات قبلی، آنالیز رگرسیون لجستیک می‌تواند به‌عنوان بهترین راهکار برای دستیابی به بالاترین معیارهای ارزیابی و کاهش تعداد تشخیص‌های اشتباه باشد.

نتیجه‌گیری

امروزه با توجه به تلفات دامی بر اثر بیماری‌ها و ضرر و زیان‌های مالی فراوان به دامدار، نیاز به حسگرهای تشخیص رفتارهای گاو بیش از پیش احساس می‌شود. با این حال حسگرهای تشخیص در مراحل آزمایشی بوده و به تولید انبوه نرسیده‌اند. نتایج حاصل از مقایسه داده‌های حسگر و مشاهدات مستقیم نشانگر درصد تشخیص ۸۹/۴۷٪ می‌باشد. استفاده از چهار فاکتور (max.50.mean ،stdv.50.sum، stdv.50.mean و var.50.mean) در دستیابی به بالاترین درصد تشخیص موثر بودند. پیشنهاد می‌شود که در مطالعات بعدی به بررسی فاصله زمانی بین هشدار کاهش زمان نشخوار در حسگر با بروز بیماری در گاو پرداخته شود. همچنین می‌توان در مورد نحوه نصب حسگر برای راحتی بیشتر گاو به ایده‌های جدیدی پرداخته شود.

سپاسگزاری

بدین وسیله از مجموعه گاوداری خلعت‌پوشان دانشگاه تبریز، اساتید و کارکنان آن به‌خاطر حمایت‌هایی که از این طرح داشتند و گامی در جهت حمایت از دانشگاه و علم برداشتند کمال تشکر و قدردانی به‌عمل می‌آید.

مشارکت نویسندگان

الناز واحدی تکمه‌داش: جمع‌آوری داده‌ها، پردازش داده‌ها، تحلیل آماری، خدمات نرم‌افزاری، شبیه‌سازی عددی/کامپیوتری، اعتبارسنجی، استخراج و تهیه متن اولیه

حسین نوید: نظارت و مدیریت، مفهوم‌سازی، روش‌شناسی، تحلیل آماری، اعتبارسنجی و ویرایش متن

حمیدرضا قاسم‌زاده: مفهوم‌سازی، مشاوره فنی و ویرایش متن

هادی کریمی: روش‌شناسی، مشاوره فنی، پردازش داده‌ها و تصویرسازی نتایج

مهسا جوانی: جمع‌آوری داده‌ها و پردازش داده‌ها

References

1. Antanaitis, R., Juozaitienė, V., Malašauskienė, D., & Televičius, M. (2019). Can rumination time and some blood biochemical parameters be used as biomarkers for the diagnosis of subclinical acidosis and subclinical ketosis? *Veterinary and Animal Science*, *8*, 100077. https://doi.org/10.1016/j.vas.2019.100077
2. Ayadi, S., Ben Said, A., Jabbar, R., Aloulou, C., Chabbouh, A., & Achballah, A. B. (2020). Dairy cow rumination detection: A deep learning approach. In Distributed Computing for Emerging Smart Networks: Second International Workshop, DiCES-N 2020, Bizerte, Tunisia, December 18, 2020, Proceedings 2 (pp. 123-139). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-65810-6_7
3. Beauchemin, K. A. (2018). Invited review: Current perspectives on eating and rumination activity in dairy cows. *Journal of Dairy Science*, *101*(6), 4762-4784. https://doi.org/10.3168/jds.2017-13706
4. Behneghar, H., Majidi, B., & Movaghar, A. (2021). Design of Hardware and Software Platform for Intelligent Automation of Livestock Farming using Internet of Things. *Agricultural Mechanization and Systems Research*, *22*(78), 107-126. https://doi.org/10.22092/amsr.2021.352371.1367
5. Berckmans, D., & Guarino, M. (2017). From the Editors: Precision livestock farming for the global livestock sector. *Animal Frontiers*, *7*(1), 4-5. https://doi.org/10.2527/af.2017.0101
6. Benaissa, S., Tuyttens, F. A., Plets, D., De Pessemier, T., Trogh, J., Tanghe, E., ... & Sonck, B. (2019). On the use of on-cow accelerometers for the classification of behaviours in dairy barns. *Research in Veterinary Science*, *125*,

425-433. https://doi.org/10.1016/j.rvsc.2017.10.005

7. Cavaliere, A., & Ventura, V. (2018). Mismatch between food sustainability and consumer acceptance toward innovation technologies among millennial students: The case of Shelf Life Extension. *Journal of Cleaner Production*, *175*, 641-650. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.12.087
8. Chang, A. Z., Fogarty, E. S., Moraes, L. E., García-Guerra, A., Swain, D. L., & Trotter, M. G. (2022). Detection of rumination in cattle using an accelerometer ear-tag: A comparison of analytical methods and individual animal and generic models. *Computers and Electronics in Agriculture*, *192*, 106595. https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106595
9. Cocco, R., Canozzi, M. E. A., & Fischer, V. (2021). Rumination time as an early predictor of metritis and subclinical ketosis in dairy cows at the beginning of lactation: Systematic review-meta-analysis. *Preventive Veterinary Medicine*, *189*, 105309. https://doi.org/10.1016/j.prevetmed.2021.105309
10. Eldesouky, A., Mesias, F. J., Elghannam, A., & Escribano, M. (2018). Can extensification compensate livestock greenhouse gas emissions? A study of the carbon footprint in Spanish agroforestry systems. *Journal of Cleaner Production*, *200*, 28-38. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.07.279
11. Fournel, S., Rousseau, A. N., & Laberge, B. (2017). Rethinking environment control strategy of confined animal housing systems through precision livestock farming. *Biosystems Engineering*, *155*, 96-123. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.12.005
12. Grinter, L. N., Campler, M. R., & Costa, J. H. C. (2019). Validation of a behavior-monitoring collar's precision and accuracy to measure rumination, feeding, and resting time of lactating dairy cows. *Journal of Dairy Science*, *102*(4), 3487-3494. https://doi.org/10.3168/jds.2018-15563
13. Gusterer, E., Kanz, P., Krieger, S., Schweinzer, V., Süss, D., Lidauer, L., ... & Iwersen, M. (2020). Sensor technology to support herd health monitoring: Using rumination duration and activity measures as unspecific variables for the early detection of dairy cows with health deviations. *Theriogenlogy*, *157*, 61-69. https://doi.org/10.1016/j.theriogenology.2020.07.028
14. Javani, M., Navid, H., Karimi, H., Hosseinkhani, A., & Vahedi Tekmehdash, E. (2022). Development of a method to measure cow rumination. Thesis.
15. Liboreiro, D. N., Machado, K. S., Silva, P. R., Maturana, M. M., Nishimura, T. K., Brandão, A. P., ... & Chebel, R. C. (2015). Characterization of peripartum rumination and activity of cows diagnosed with metabolic and uterine diseases. *Journal of Dairy Science*, *98*(10), 6812-6827. https://doi.org/10.3168/jds.2014-8947
16. Meen, G. H., Schellekens, M. A., Slegers, M. H. M., Leenders, N. L. G., van Erp-van der Kooij, E., & Noldus, L. P. (2015). Sound analysis in dairy cattle vocalisation as a potential welfare monitor. *Computers and Electronics in Agriculture*, *118*, 111-115. https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.08.028
17. Pahl, C., Hartung, E., Mahlkow-Nerge, K., & Haeussermann, A. (2015). Feeding characteristics and rumination time of dairy cows around estrus. *Journal of Dairy Science*, *98*(1), 148-154. https://doi.org/10.3168/jds.2014-8025
18. Ruuska, S., Hämäläinen, W., Kajava, S., Mughal, M., Matilainen, P., & Mononen, J. (2018). Evaluation of the confusion matrix method in the validation of an automated system for measuring feeding behaviour of cattle. *Behavioural Processes*, *148*, 56-62. https://doi.org/10.1016/j.beproc.2018.01.004
19. Shen, W., Zhang, A., Zhang, Y., Wei, X., & Sun, J. (2020). Rumination recognition method of dairy cows based on the change of noseband pressure. *Information Processing in Agriculture*, *7*(4), 479-490. https://doi.org/10.1016/j.inpa.2020.01.005
20. Smith, D., Rahman, A., Bishop-Hurley, G. J., Hills, J., Shahriar, S., Henry, D., & Rawnsley, R. (2016). Behavior classification of cows fitted with motion collars: Decomposing multi-class classification into a set of binary problems. *Computers and Electronics in Agriculture*, *131*, 40-50. https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.10.006
21. Stangaferro, M. L., Wijma, R., Caixeta, L. S., Al-Abri, M. A., & Giordano, J. O. (2016). Use of rumination and activity monitoring for the identification of dairy cows with health disorders: Part I. Metabolic and digestive disorders. *Journal of Dairy Science*, *99*(9), 7395-7410. https://doi.org/10.3168/jds.2016-10907
22. Syarif, I., Ahsan, A. S., Al Rasyid, M. U. H., & Pratama, Y. P. (2019, September). Health monitoring and early diseases detection on dairy cow based on internet of things and intelligent system. In 2019 International Electronics Symposium (IES) (pp. 183-188). IEEE. https://doi.org/10.1109/ELECSYM.2019.8901527
23. Topp-Becker, J., & Ellis, J. D. (2017). The role of sustainability reporting in the agri-food supply chain. *Journal of Agriculture and Environmental Sciences*, *6*(1), 17-29. https://doi.org/10.15640/jaes.v6n1a2
24. Wang, L., Xie, Q., & Xu, Y. (2017). Recognition and analysis of ruminating behavior of dairy cows based on wearable device. *Animal Environment and Welfare*.
25. Zambelis, A., Wolfe, T., & Vasseur, E. (2019). Validation of an ear-tag accelerometer to identify feeding and activity behaviors of tiestall-housed dairy cattle. *Journal of Dairy Science*, *102*(5), 4536-4540. https://doi.org/10.3168/jds.2018-15766
26. Zehner, N., Umstätter, C., Niederhauser, J. J., & Schick, M. (2017). System specification and validation of a noseband pressure sensor for measurement of ruminating and eating behavior in stable-fed cows. *Computers and Electronics in Agriculture*, *136*, 31-41. https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.02.021